

PRÁCTICA 1: REMOTE SENSING

Antonio José Moya Díaz

15 de junio de 2012

INTRODUCCIÓN.- Las imágenes satelitales proporcionan una valiosa información sobre la tierra, no solo en labores de cartografía o predicción climática, sino también en la detección o prevención de determinados eventos que puedan darse.

A continuación se propone el estudio de una serie de imágenes proporcionadas por el programa Landsat, perteneciente a la agencia espacial norteamericana, como una primera aproximación para resolver los problemas de detección de catástrofes naturales como inundaciones o incendios.

1. Detección de Inundaciones

El primer problema que se nos plantea es la estimación del área de una inundación. Para ello se nos han proporcionado los registros de las distintas bandas registradas por el programa Landsat para un mismo área geográfica en 2 momentos temporales distintos, uno anterior a la inundación y un segundo durante la inundación.

Esto se hace así porque normalmente las zonas que sufren inundación suelen encontrarse próximas a una gran masa de agua. Por ello no nos basta con detectar las zonas húmedas durante la inundación ya que para una correcta estimación hemos de considerar la citada masa de agua y no tenerla en cuenta a la hora de estimar el área inundada.

Registrado de las imágenes

El primer problema, por tanto, se tratará de asegurarse que ambas imágenes representan exactamente la misma zona geográfica, por ello hemos de buscar la forma de registrarlas. Esto es, de alinearlas mutuamente para que coincidan en la representación de área.

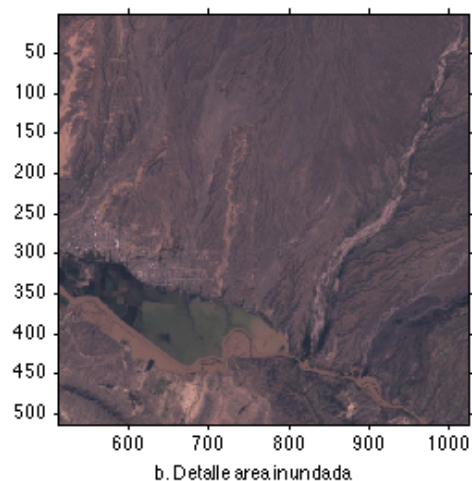
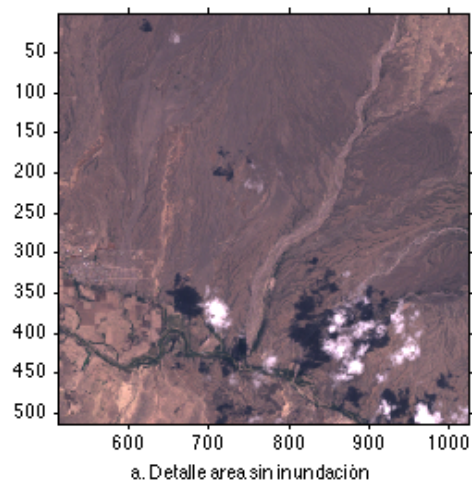


Figura 1: Detalle de las imagenes desalineadas

En la figura 1 se observa como efectivamente ambas imágenes se encuentran desalineadas.

Para el registrado de las imágenes se ha optado por una solución aproximada, no exacta, a la par que sencilla. Se ha usado la función de MATLAB *cpselect* para seleccionar manualmente puntos en las imágenes que correspondan a los mismos puntos geográficos. Luego en conjunción con las funciones *cp2tform* y *imtransform* se han obtenido una pareja de coordenadas que representan, en coordenadas x e y, los puntos mínimo y máximo de desplazamiento de una imagen sobre la otra para obtener la correspondencia.

Una vez obtenida la correspondencia, si superpusiésemos ambas imágenes veríamos que cada una de ellas tiene una zona no coincidente con la otra, es decir, zonas sobrantes cuya información está recogida en una imagen pero no en la otra y que, por tanto, no podemos someter a la comparación que comentamos con anterioridad. Por tanto, hemos de recortar las imágenes quedándonos solo con la intersección de ambas.

El recortado de las imágenes depende, lógicamente, del desplazamiento relativo de una imagen sobre la otra. Sin embargo, se ha optado por reducir la simplicidad del recorte para lo cuál, tras usar *cpselect*, los puntos fueron guardados en un archivo .mat (para posteriores ejecuciones del script) y el bucle que genera el recorte de las imágenes tiene en cuenta en valor de dichos puntos. Notar que tal y como está programado el bucle, solo funcionará correctamente con los puntos guardados. En caso de usar otros puntos habría que modificar el bucle para adaptarlo a los nuevos puntos o para obtener un algoritmo de recorte generalizado.

En la figura 2 podemos observar un ejemplo de la imagen correspondiente a la banda 4 en el mes de agosto (sin inundación) recortada.

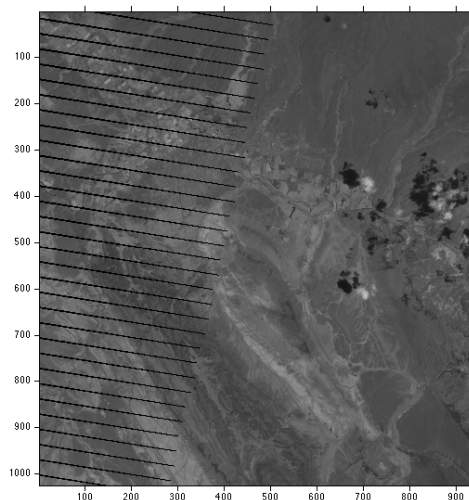


Figura 2: Banda 4 (NIR) recortada

mente, no podemos conocer el valor que habrían tomado esos píxeles de haber sido capturados de forma correcta. No obstante, tratándose ya de un caso estimado, podemos tratar de hacer una leve estimación del valor de esos píxeles a fin de que el cálculo final del área inundada se aproxime un poco más a la realidad.

Para ello se ha diseñado una función adicional que crea un duplicado de la imagen al que somete a un filtro mediana de grandes dimensiones (15x15) a fin de conseguir una imagen en el que se haya perdido por completo el rastro de las franjas negras. Ya que el filtro mediana se basa en una variable estadística, aunque no sea demasiado fiable, resulta razonable suponer que los nuevos valores de los píxeles que antes pertenecían a las franjas negras, son unos valores que tienen una cierta probabilidad de aproximarse o coincidir al valor que deseamos conocer.

Finalmente, en la imagen original (sin filtrar) sustituimos los píxeles pertenecientes a las franjas negras por sus respectivos valores calculados por el filtro mediana. Resultado que podemos observar en la imagen 3.

Índices de humedad

Llegados a este punto, nuestras imágenes están listas para ser usadas en la estimación. Dicha esti-

Mitigación de los errores del satélite

En la misma figura 2 podemos observar unas franjas negras que son debidas a un error del satélite. En una primera aproximación se puede continuar con el proceso de estimación de la inundación sin tenerlas en cuenta. Sin embargo, dichas franjas ocupan parte del área afectada por la inundación por lo que no tenerlas en cuenta hará que nuestra estimación se aleje de la cifra real. Desgraciada-

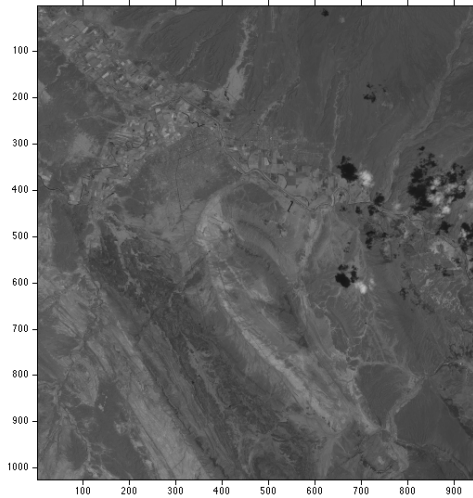


Figura 3: Banda 4 (NIR) sin errores

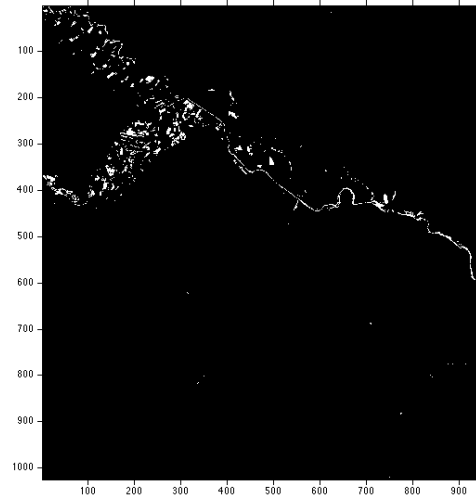


Figura 4: Máscara del área sin inundación

mación la realizaremos calculando el índice de humedad de la imagen captada.

Existen diversas propuestas para calcular el índice de humedad a partir de las imágenes del satélite [2], sin embargo se ha optado por la fórmula propuesta por Gao en 1996:

$$NDWI = \frac{NIR - SWIR_{0,86\mu m}}{NIR + SWIR_{0,86\mu m}} \quad (1)$$

Donde NIR corresponde a los infrarrojos cercanos, o lo que es lo mismo, a la banda 4 centrada en una longitud de onda de $0,86\mu m$, y donde SWIR, infrarrojos de onda corta, corresponden a la banda 5 centrada en $1,24\mu m$ [3].

Este algoritmo se calcula para las dos imágenes, dando resultados en el rango $[-1,1]$ que se umbralizan tomando el valor 0 como umbral. El resultado, que podemos observar en las figuras 4 y 5, serán dos máscaras cuyos píxeles en blanco indicarán aquellos que tienen un alto índice de humedad.

Para calcular, por tanto, el área inundada bastará con restar la máscara del área sin inundación, que contendrá la máscara de las zonas húmedas habituales de la zona como ríos o lagos, a la máscara del área inundada. Una vez realizada la resta, y aprovechando que se trata de una imagen binaria, bastará con sumar todos los elementos de la

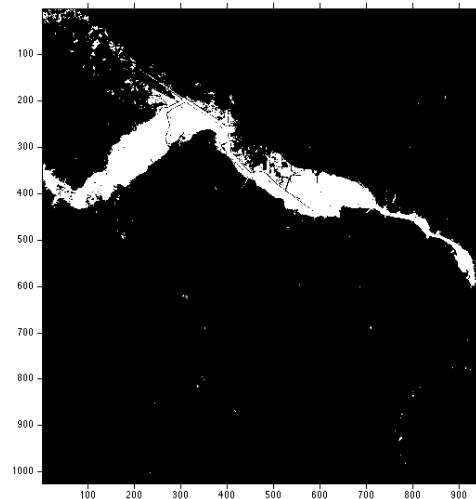


Figura 5: Máscara del área inundada

imagen para tener el número total de píxeles que representan la inundación. En la documentación de Landsat [3] tenemos que, para las bandas usadas, cada pixel representa un área de lado 30 metros, por lo que con una sencilla multiplicación obtendremos la estimación buscada del área inundada.

Para el caso considerado, y siguiendo los pasos comentados, se obtuvo una estimación del área inundada de **46,19km²**.

2. Detección áreas quemadas

A diferencia del caso anterior, ahora nos basará con una única imagen de la zona geográfica a analizar para obtener la estimación del área quemada. Por esta razón ahora no tendremos el anterior problema relacionado con el registrado de las imágenes, y podremos pasar directamente a la detección del área.

En ésta ocasión, y al igual que antes, existen diversos métodos para la estimación del área de los que se ha optado por implementar varios de ellos, y realizar una breve comparativa de los resultados que éstos ofrecen.

Falso color

Existen diversas formas de usar la información recogida por las distintas bandas del satélite. Una de las más simples y curiosas en cuanto a resultados, es la combinación con formato RGB de distintas bandas pertenecientes al espectro no visible.

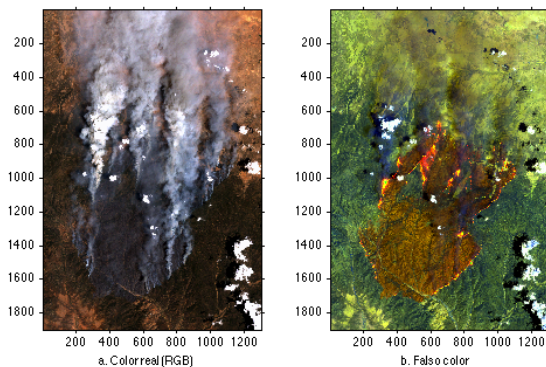


Figura 6: Área quemada en color real y falso

Por ejemplo, si combinamos las bandas 7, 5 y 4, en este orden, como si fueran bandas RGB, podemos obtener una imagen en falso color donde el área quemada queda completamente resaltada con respecto al fondo. El ejemplo lo tenemos en la figura 6, donde podemos comparar la imagen en color real, con la imagen en falso color.

Esto ya nos permite una primera estimación del área quemada, seleccionando los píxeles por color. Para ello se ha pasado la imagen en falso color a

espacio HSV donde podemos comprobar que los píxeles pertenecientes al área quemada tienen un valor de tono (banda H) muy cercanos a 0 (color rojo) y un relativo alto valor de saturación (banda S). Escogiendo unos umbrales adecuados tanto para el tono como para la saturación, podremos recorrer la imagen en busca de los valores que cumplan ambas condiciones creando así una máscara del área quemada como la que podemos observar en la figura 7.

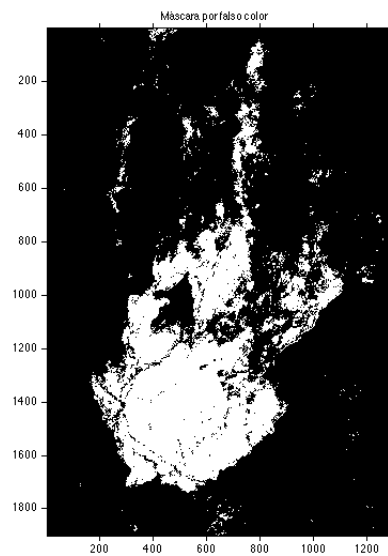


Figura 7: Máscara mediante falso color

Normalized Burn Ratio (NBR)

El primero de los índices que hemos probado es el NBR [4] cuya definición observamos en la ecuación 2:

$$NBR = \frac{NIR - SWIR_{2,13\mu m}}{NIR + SWIR_{2,13\mu m}} \quad (2)$$

Muy similar al NDWI (ecuación 1) salvo porque usa la banda alta del infrarrojo de onda corta (banda 7).

Este algoritmo, al igual que pasaba con el NDWI, nos deja la imagen en el rango [-1, 1]. Para poder mostrarla con MATLAB¹ es necesario ma-

¹Solo se mostró con fines de depuración

pearla en el intervalo $[0,1]$, y tras esto umbralizamos usando como umbral 0.25. Obtenemos así la máscara mostrada en 8.

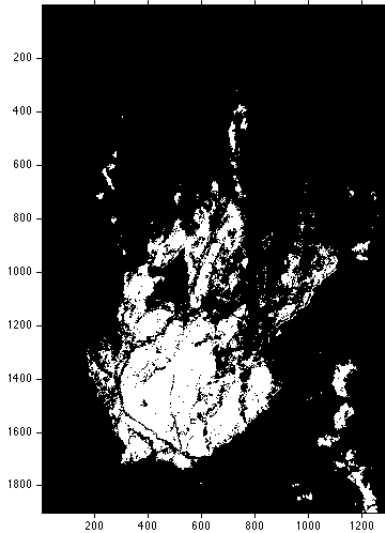


Figura 8: Máscara mediante NBR

Normalized Difference Water Index (NDWI)

Este índice ya lo estudiamos en el primer apartado de la práctica, mostrado en la ecuación 1 y no merece mayor explicación. Podemos observar su máscara para éste ámbito en la figura 9.

Algoritmo de Wang, Qu, Xao

Finalmente, el último algoritmo implementado es el que se nos propone [4]. Se basa en el uso de 3 índices distintos, combinándolos entre sí.

El primero de ellos es el NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) se expresa como vemos en la ecuación 3.

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (3)$$

Donde la banda NIR ya la hemos comentado con anterioridad, y RED hace referencia a la banda 3, correspondiente a la banda del color rojo.

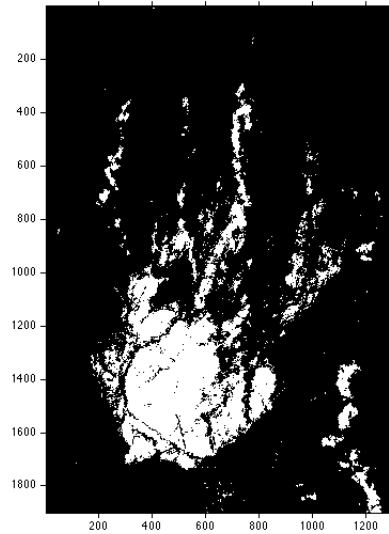


Figura 9: Máscara mediante NDWI

El segundo índice que usa es llamado Normalized multi-band drought index (NMDI), del cual definen dos variantes para vegetación (ecuación 4) y para tierra (ecuación 5).

$$NMDI_{veg} = \frac{NIR - (SWIR_{1,64\mu m} - SWIR_{2,13\mu m})}{NIR + (SWIR_{1,64\mu m} + SWIR_{2,13\mu m})} \quad (4)$$

$$NMDI_{soil} = 0,9 - NMDI_{veg} \quad (5)$$

La forma de proceder es aplicar, en primer lugar, el NDVI a toda la imagen y umbralizar a 0.4. Los píxeles que queden por encima del umbral se consideran vegetación y los que no serán tierra. Posteriormente se les aplica a cada cual el NMDI según les corresponda.

Una vez calculados los distintos NMDI según el tipo de pixel, se umbraliza a un nivel 0.2, considerando píxeles de área quemada aquellos que queden por debajo del umbral.

Comparativa de resultados

Simplemente observando las distintas máscaras que se han obtenido con los distintos índices y

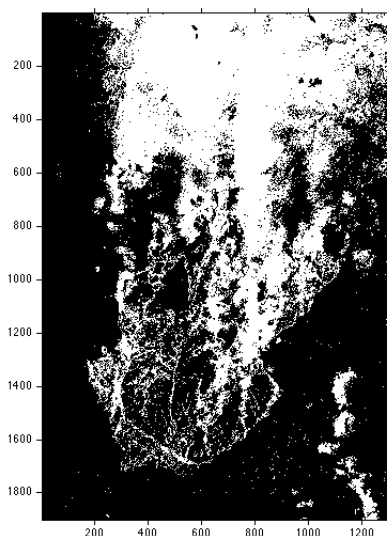


Figura 10: Máscara mediante algoritmo de Wang, Qu y Xao

algoritmos ya se puede observar la diferencia de estimación entre éstos, sin embargo, la diferencia queda aún más patente sin compararnos los resultados numéricos.

Como se puede observar en el cuadro 1, los resultados son bien dispares. Mientras que las estimaciones mediante NBR y NDWI muestran estimaciones muy parecidas, Falso color aumenta en una cantidad considerable la estimación y el algoritmo de Wang se dispara.

Si atendemos a las máscaras, todos los algoritmos salvo el falso color consideran como zona quemada el área ocupada por las nubes de la parte inferior derecha de la imagen. Este resultado es algo contradictorio ya que, en vista de los resultados numéricos, cabría pensar que falso color estima en exceso mientras que los índices NBR y NDWI estiman por defecto. En efecto, los índices están realizando una estimación basada en las diferencias entre bandas, considerando niveles de calor o humedad que, en principio, pudieran ser más fiables que la estimación por falso color, pero es evidente que comente fallos de falsos positivos.

El algoritmo que, sin embargo, no da unos resultados nada convincentes es el de Wang, Qu, Xao.

Índice	Estimación (km^2)
Falso color	405.46
NBR	302.57
NDWI	296.25
Wang, Qu, Xao	783.96

Cuadro 1: Comparativa de resultados

Podemos observar en la figura 10, en el área central de la zona que a todas luces parece quemada, da una cantidad importante de falsos negativos, mientras que en la zona alta de la imagen, donde en la imagen RGB apreciamos las nubes de humo, da una cantidad importante de falsos positivos.

3. Imágenes de alta resolución

Otra de las aplicaciones clásicas de las imágenes por satélite es la cartografía.

El programa Landsat dispone de una banda pancromática de alta resolución para estos fines. Sin embargo ésta da resultados en escala de grises a los que debemos de añadir información referente al color.

Para llevar a cabo esta tarea nos aprovecharemos de las características visuales del ojo humano, mucho más sensible a los cambios de brillo que a los cambios de color.

Usaremos las bandas 1, 2 y 3 que contienen la información referente al azul, verde y rojo, respectivamente. Con ello montamos una imagen RGB de baja resolución a color, que representa el mismo área pero con menor resolución que la banda pancromática. Redimensionamos la imagen RGB a baja resolución para obtener una imagen del mismo tamaño que la imagen de la banda pancromática. Si la observamos veremos una imagen claramente pixelada.

La imagen RGB redimensionada la pasaremos a HSV. Ahora montaremos una nueva imagen con formato HSV donde las bandas H y S serán las bandas H y S de la imagen redimensionada y la banda V será la imagen pancromática. Volvemos a convertir al formato RGB y obtenemos² el resul-

²Notar que se ha sometido la imagen a un sencillo y leve proceso de mejora del color

tado mostrado en la imagen 11.

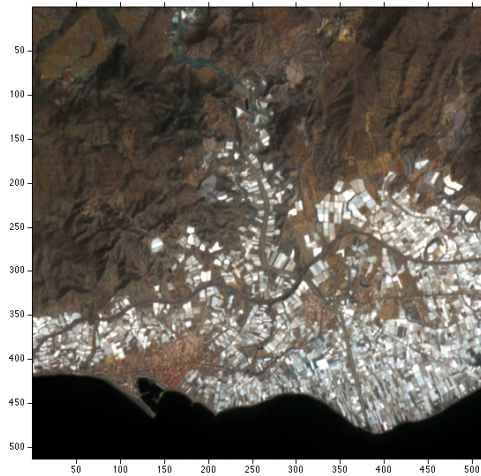


Figura 11: Imagen de alta resolución coloreada

Referencias

- [1] Índice diferencial de agua normalizado. Wikipedia®. http://es.wikipedia.org/wiki/Indice_diferencial_de_agua_normalizado [Consulta: 31 de mayo de 2012]
- [2] Naoki ISHITSUKA *Classification using multi temporal MODIS data with Köppen Climate Chart*. NIAES (National Institute for Agro-Environmental Sciences), Japón.
- [3] *Landsat Technical Guide*. University of Maryland, Institute for Advanced Computer Studies, Department of Geography, 2004.
- [4] Lingli Wang, John J. Qu, Xianjun Hao *Forest fire detection using the normalized multi-band drought index (NMDI) with satellite measurements*. EastFIRE Lab, College of Science, George Mason University. 2008.
- [5] Normalized Difference Vegetation Index. Wikipedia®. http://en.wikipedia.org/wiki/Normalized_Difference_Vegetation_Index [Consulta: 6 de junio de 2012]